慣性モーメントの包絡線を用いた3次元モデルの形状類似検索

Shape-Similarity Search of 3D Models by Using Moment Envelopes

小田切 智[†], 衣鳩 昌俊^{††}, 武井 毅[†], 大瀬 竜太郎^{†††}Tomo Otagiri[†], Masatoshi Ibato^{††}, Tsuyoshi Takei[†] and Ryutarou Ohbuchi^{†††}

Abstract Effective storage and retrieval of three-dimensional (3D) models has become an important issue. In this paper, we propose a method for shape-similarity search of 3D polygonal-mesh models. As the feature vector, we employed a set of envelopes of statistical distributions of mass concentrated on the surface. The envelopes are parameterized along principal axes of model inertia. As a distance measure among, we experimented with the Euclidean norm as well as a distance measure based on elastic matching by using the dynamic programming technique. Experiments showed that our approach could identify models having similar shapes fairly well. As a shortcoming feature vectors, the query results did not necessarily reflect subjective measures used by human beings.

キーワード：類似検索, 3次元ポリゴンメッシュ, 幾何形状

1. ま え が き

近年, コンピュータ技術の発展とともに, 3次元グラフィックスや3次元形状CADが広く普及し, 3次元モデルの数は増加している(例: ゲーム, テレビ・映画でのCG合成, CAD形状). それにとともに, 3次元モデルを対象とした類似検索が注目されつつある. 類似検索は, モデルに付加された名前や注釈を対象としたキーワードによる検索もあるが, 形状そのものによる検索もある^{1)~11)}.

モデルに付加された名前や注釈を対象としたキーワードによる検索を行うには, モデルにそのモデルを示すであろう何らかのテキストデータをタグとして添付する必要がある. 添付されるタグは人の手で加えられるため, 文化, 言語に依存し, 統一性にかけたものとなる. キーワードによる検索には, このような制限があり, 3次元モデルの検索には適しておらず, 形状そのものによる検索が重要である.

3次元形状の類似検索手法も, 2次元画像の類似検索などと大筋は同様である. しかし, 3次元モデルの形状類似検

索は2次元画像の類似検索と比較して, その研究が遅れている. まず, その研究が始まったのが遅い. これに加え, 3次元モデルの表現が多岐におよび, 2次元画像の場合の「画素の2次元配列」のような最大公約数的表現がないこと, また, 3次元形状の処理手法, 例えば, 多くの3次元形状表現に対する周波数領域での解析やフィルタリングの技術が未だ確立されていないこと, など研究が進みにくい理由となっている.

本論文では, 3次元モデル形状類似検索のための形状特徴と, それらの間の相違度比較手法を提案し, それらの評価を行う. 入力としては, ポリゴンメッシュを仮定するが, いわゆるポリゴンスプのように複数の非連結な領域よりなるモデルも許すこととする. 特徴量としては, モデルの表面に質量が分布すると仮定したときに慣性主軸周りにモデルを回転して得られる, 慣性主軸方向に1次元にパラメータ化された3つの量を加重平均して用いた. この特徴量はモデルの向きに依存するため, 特徴量の計算に先立ち慣性主軸を用いてモデルの向きを正規化する. 特徴量とする3つの量とは, ① 慣性モーメント, ② 慣性主軸からの面への距離, ③ 慣性主軸から面への距離の分散, である. こうして得られた形状特徴間の相違度を計算する手法としては, ① 特徴ベクトル間のEuclid距離, および, ② 形状の慣性主軸方向の伸縮を吸収するための動的計画法を適用した弾性マッチングを用いた手法, の2つを提案し, 評価した. 他の手法との直接の性能比較は行っていないが, 実験の結果, 本論文で提案する形状特徴, および弾性マッチングに基づく相違度比較手法は, 形状類似検索の構成要素として有効であることがわかった.

2002年3月4日受付, 2002年5月14日最終受付, 2002年6月3日採録

† 山梨大学 大学院 工学研究科

(〒400-8510 甲府市武田4-3-11, TEL 055-220-8570)

†† 茨城計算センター株式会社

(〒316-0025 日立市森山町4-8-2, TEL 0294-54-1311)

††† 山梨大学 工学部 コンピュータ・メディア工学科

(〒400-8510 甲府市武田4-3-11, TEL 055-220-8570)

† Graduate School of Engineering, Yamanashi University

(4-3-11, Takeda, Koufu-shi, Yamanashi, 400-8510, Japan)

†† Ibaraki Computing Center, Incorporated

(4-8-2, Moriyama-cho, Hitachi-shi, Ibaraki, 316-0025, Japan)

††† Department of Computer Science and Media Engineering, Yamanashi University

(4-3-11, Takeda, Koufu-shi, Yamanashi, 400-8510, Japan)

以後、次節でこれまでの3次元形状類似検索手法を概観する。ついで、第2章で我々の検索手法について、第3章で評価実験とその結果を、それぞれ述べ、第4章でむすびと今後の課題を述べる。

1.1 これまでの手法

形状そのものに基づく3次元モデル検索の代表的な手法は、①3次元モデルから形状特徴を抽出する、②その形状特徴に基づいてモデル対の相違度(あるいは類似度)を計算する、③相違度に基づいて検索・取出しを行う、の3つのステップからなる。

まず問題となるのが、検索の対象となる形状表現の多様性である¹²⁾。3次元形状の表現に何を仮定するかによって、当然、形状特徴とその相違度計算手法が異なる。2次元画像の場合、最大公約数ともいえる、画素の2次元配列による表現がある。しかし、3次元形状の場合には事情ははるかに複雑である。医療画像などで用いられるボクセル表現は画素の3次元配列である。これに対し、機械系の形状CADシステムのほとんどは、NURBS (Non-Uniform Rational B-Splines) などの(有理)多項式の直積で作られたパラメトリック曲面で囲まれた、中身の詰まった立体を扱う。目的によっては、3次元のガウス関数などの陰関数の和によるレベルセット表現や、その等値面で形状を表現する場合もある。ここまで上げた表現は、すべて「立体」の内外判定の可能な、比較的性質のよい3次元形状表現であり、例えば、NURBSで囲まれた機械部品のモデルをボクセル表現で近似することは可能である。しかし、インターネット上で最も多く普及しているWeb3D (VRML) モデルは、いわゆる「ポリゴンスープ」であり、理論的にはあまり性質が良くない。ポリゴンスープは、形をそれらしく見せるのが目的で、位相的整合性などは考慮していない。ポリゴンスープはその名の通り、多角形、多角形よりなるポリゴンメッシュ、あるいは折れ線や点等が集まってできている。ポリゴンスープによる形状表現では、例えば、1つの形が位相的に非連結な2つ以上の部品よりなっていることもよく、また一般的には形が「閉じて」いないので内外判定もできない。

既存の形状特徴としては、モデルの幾何情報を主としたものが多い^{1) ~ 6) 8) ~ 11)}が、最近、位相を形状特徴とした検索手法も発表された⁷⁾。ポリゴンメッシュで定義された形を対象とした幾何情報を主とする形状特徴としては、面の法線ベクトルの分布¹⁾、モデル全体から計算した慣性モーメント⁵⁾、モデルのBounding Boxを一樣分割した3次元格子内の頂点の分布^{2) 3) 6)}、メッシュのポリゴン上に散布した任意の2点間の距離のヒストグラムや任意の4点が成す4面体の体積のヒストグラム⁹⁾、などがある。ボクセル表現は3次元画像と考えることができ、2次元画像の類似検索用に開発された各種の手法を3次元に拡張して適用することが可能である^{1) 4) 8)}。Keimらの場合は、入力モデルもその処理もボクセル表現である。Novotniら⁸⁾の手法では、入力

として与えられた閉じた多面体を、それを近似するボクセル表現に変換してから特徴抽出および相違度計算を行う。位相を主として用いた唯一の例であるHilagaらの手法では、Reeb Graphによりモデルの位相構造を示し形状特徴とする⁷⁾。モデルの位相が形状特徴であるため、曲がった腕と伸ばしている腕を同じとして認識できる特徴がある。

これらの形状特徴は、それぞれ処理の対象とする形状表現が決まっている。例えば、Hilagaらの手法で位相を解析するためには、形状が、3次元空間に埋め込まれた2次元多様体として、1つの連結なポリゴンメッシュで表現されている必要がある。つまり、例えば球が2つ離れて(非連結に)存在するような場合にはうまく働かない。また、Novotniらの手法では、多角形で囲まれ、内外判定のできる「閉じた」立体を入力として仮定し、これをボクセル表現に変換してから処理する。したがって、穴が開いたモデルがほとんどを占める一般のVRMLモデルを与えても処理ができない。これに対し、Osadaらの手法⁹⁾やEladらの手法⁵⁾はいずれも、寛容な形状特徴である。これら2つの手法は、基本的にはポリゴンメッシュを対象とするが、形状が非連結な複数のポリゴンメッシュで定義されていたり、あるいは2角形のような位相的に縮退した幾何要素などがあっても問題なく抽出・比較ができる。

形状特徴を分類し、あるいは実装する上で、その特徴がモデルの位置、大きさ、向きに依存するか否かは重要な問題である。人物や風景、文字文書など、2次元画像の多くはその上下左右が自然に定まる。しかし、3次元形状モデルには「自然な」向きや大きさが存在しない。そこで、特徴量を計算する前に向きや大きさをそろえるか、または、向きや大きさに依存しない特徴量を用いるかする必要がある。既存の多くの手法では、位置・向きの正規化を要する特徴量を用いているが、位置・向きの大きさの正規化が失敗すると検索が上手くいかない。例外的にHilagaら⁷⁾やOsadaら⁹⁾の特徴量は位置・向きの正規化を必要とせず、剛体変換に対して不変な形状特徴である。

いかなる形状表現を用いるにせよ、3次元形状モデルの形状類似検索の場合、どのようにして質問を呈示するかが難しい。2次元画像では、例示による検索やスケッチ入力に基づく検索等が行われているが、3次元形状モデルの場合には、後者のスケッチ入力が困難である。IgarashiらのTeddy¹³⁾のような3次元形状スケッチ入力システムはあるが、形、特に位相構造の複雑な3次元モデルのスケッチ入力は非常に困難である。ここで、位相構造が複雑、とは、モデルに穴が開いていたり、離れた2つの球のように、互いに非連結な要素があったりすることを指す。

形状特徴が求まると、これを比較し、形状特徴間の距離、あるいは相違度を求め、これをもとに相違度の小さいモデル(またはモデル群)を取り出すことになる。特徴ベクトル間の相違度を計算するのに用いる距離尺度としては、Euclid距離、Manhattan距離、Hausdorff距離、等数多くの

距離尺度がある¹⁴⁾。ここで問題となるのが、人の主観的類似度の判断と、「機械的に」計算したモデル間の相違度が一致しない場合が多いことである。形状類似検索において先駆的な研究の1つである鈴木らの研究^{2) 3) 6)}では、多次元尺度法を用い、人の主観と検索される形状の一致を試みた。また、最近の研究には、Eladらの研究⁵⁾や衣鳩らの研究¹¹⁾のように学習型の類別アルゴリズムを用い、反復して正しい検索例と正しくない検索例とを教示することで、漸近的に求めるモデル(群)を検索しようとするものもある。

2. 形状類似検索手法

2.1 手法の概要

本論文の類似検索は、頂点座標と頂点の接続性から形状が定義される3次元ポリゴンメッシュを対象とする。本システムの処理の概要を図1に示す。

本システムは、例示された検索モデルをもとに検索を行う。まず、ユーザは検索キーとなる検索モデルをシステムに例示する。システムは例示された検索モデルから形状特徴を自動的に抽出し、データベース内のモデルの形状特徴(あらかじめ計算され、モデルと共に格納されている)との類似比較を行う。形状特徴にはモデルの慣性モーメントの包絡線、および主軸からの距離の平均、分散の包絡線の3種を用いる。それぞれの包絡線はモデルの3つの主軸に沿って抽出する。類似比較の結果、相違度の低い幾つかのモデルを似ているモデルとしてユーザに提示する。

2.2 形状特徴の抽出

2.2.1 3次元モデルの主軸計算

本手法では、3次元モデルから形状特徴を抽出する前処理として慣性主軸を計算し、モデルの向きと大きさの正規化を行う。モデルの頂点を質点と考え慣性主軸を求めると、頂点に偏りのあるモデルや、頂点数の少ないモデルでは主軸の向きが上手く決まらない。そこで、我々は(頂点に質点があると考えてるのではなく)面に質量があると考えて慣性主軸を求め、モデルの向きを決める。具体的には、モデルの各面上に一樣に点を生成し、生成した点群から共分散行列 $\mathbf{C}$ を求める。

図1 検索システムの概要

The block diagram of our shape-similarity search algorithm.

図2 主軸計算の誤差の平均値

The average angular error after pose normalization computed using the pseudo-random number sequence (PRNS) and the quasi-random number sequence (QRNS).

$$\mathbf{C} = (c_{pq}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - p_M)(q_i - q_M) \quad (1)$$

ただし、 $p, q \in \{x, y, z\}$ である。

共分散行列 $\mathbf{C}$ の固有ベクトルをモデルの主軸とする。このとき固有値の大きい順に α 軸、 β 軸、 γ 軸とする。主軸だけでは鏡像の区別ができないので、 α 軸、 β 軸、 γ 軸についての重心からの点の距離により右手系に定める。

面上に一樣な点 $\mathbf{P}$ を生成させるには、モデルの頂点の接続性より構成される三角形の3頂点の座標 $\mathbf{t}_1, \mathbf{t}_2, \mathbf{t}_3$ より次式で求める⁹⁾。

$$\mathbf{P} = (1 - \sqrt{r_1})\mathbf{t}_1 + \sqrt{r_1}(1 - r_2)\mathbf{t}_2 + \sqrt{r_1}r_2\mathbf{t}_3 \quad (2)$$

Osadaらは式(2)の2つの数 r_1, r_2 には疑似乱数を使用しているが、我々は準乱数を使用した。疑似乱数を使ってみたところ、図2の示すように主軸計算に若干の誤差が見られた(ここで言う誤差とは、主軸計算後の3つの主軸(α 軸、 β 軸、 γ 軸)の角度差(単位は度)を平均したものである。実験は10回行い、その平均を結果として示す)。そこで、モンテカルロ法で用いられる準乱数のひとつであるSobol¹⁵⁾を用いることにした。これにより、3次元モデルの面上に一樣に点を生成でき、かつ安定した計算結果が得られる。生成された点は慣性モーメントを求めるのにも用いられる。

2.2.1 慣性モーメントの包絡線

本手法では、類似検索を行うためのモデルの形状特徴として主軸回りの慣性モーメントの包絡線を用いる(図3)。

図3 α 軸周りで慣性モーメントの包絡線のイメージ

Computation of the moment parameterized along the (most-) principal axis α .

3.1節の主軸計算で生成した点をもとに慣性モーメントの包絡線を求める。

慣性モーメントの包絡線は以下のようにして求める。

- (1) モデルを、主軸に対して垂直な平面で l 個の小区間に分割し、隣り合う2つの小区間を1つの区間とする。このとき、隣り合う区間は、1小区間分オーバーラップする(したがって区間数は $l-1$ となる)。
- (2) 3.1節の主軸計算で生成した各点を質点とし、各区間ごとに慣性モーメントを計算する。
- (3) その区間内にあるすべての質点のモーメントの和をその区間の慣性モーメントとする。
- (4) $l-1$ 個の区間の慣性モーメントを $p \in \{a, \beta, \gamma\}$ 軸周りの慣性モーメントの包絡線とする。 i 番目の区間の a 軸周りの慣性モーメントを $m_{p,i}$ とすれば、これを要素としたベクトル $\mathbf{m}_p = (m_{p,1}, m_{p,2}, \dots, m_{p,l-1})$ が得られる。
- (5) 包絡線ベクトル $\mathbf{m}_p$ の大きさが1になるように正規化を行う。

(1) ~ (5) の処理を各主軸について行い、それぞれの主軸周りの包絡線ベクトルを求める。慣性モーメントの包絡線を抽出する際、区間はオーバーラップさせる。

慣性モーメント以外にも、各区間にある点の主軸からの距離の平均と分散も計算し、慣性モーメントと同様に各主軸周りで包絡線を求める。これらの距離の分散の包絡線(図4左下)、距離の平均の包絡線(図4右下)もモデルの形状特徴として類似検索に用いる。各包絡線のグラフを図5に示す。

慣性モーメントの包絡線ベクトルを $\mathbf{m}_\alpha, \mathbf{m}_\beta, \mathbf{m}_\gamma$ (a, β, γ は直交する慣性主軸 (a 軸, β 軸, γ 軸) を示す)、平均距離の包絡線ベクトルを $\mathbf{a}_\alpha, \mathbf{a}_\beta, \mathbf{a}_\gamma$ とし、分散の包絡線ベクトルを $\mathbf{d}_\alpha, \mathbf{d}_\beta, \mathbf{d}_\gamma$ とする。3次元モデル M の形状特徴を $\mathbf{F}$ とすると、式 (3) となる。

図4 bunnyモデルの包絡線 (α 軸周り, 区間数15)
Examples of the statistics parameterized along the axis α .
(The number of analysis windows is 15.)

図5 bunnyモデルの各包絡線の値 (α 軸周り, 区間数15)
Plots of the three parameterized statistics for the bunny model.
(The number of analysis windows is 15.)

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} \mathbf{F}_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{m}_p \\ \mathbf{a}_p \\ \mathbf{d}_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_{p,1}, m_{p,2}, \dots, m_{p,n} \\ a_{p,1}, a_{p,2}, \dots, a_{p,n} \\ d_{p,1}, d_{p,2}, \dots, d_{p,n} \end{pmatrix} \quad (3)$$

ただし, $p \in \{a, \beta, \gamma\}$, $m_{p,i}$ はベクトル $\mathbf{m}_p$ の i 番目の要素である。また,

$$\mathbf{F}_{p,q} = \begin{pmatrix} m_{p,q} \\ a_{p,q} \\ d_{p,q} \end{pmatrix} \quad (4)$$

ただし, $q=1, 2, \dots, n$ で, n は包絡線の区間数である。

各包絡線の要素である慣性モーメント $m_{p,i}$, 距離の平均 $a_{p,i}$, 距離の分散 $d_{p,i}$ は以下の式で計算される。

$$m_{p,i} = \sum_{j=1}^n m r_j^2 \quad (5)$$

$$a_{p,i} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n r_j \quad (6)$$

$$d_{p,i} = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (r_j - a_{p,i})^2 \quad (7)$$

ただし, m は点の質量, r は主軸から点までの距離である。

2.3 形状相違度の計算

相違度は、2つのモデル間の距離により決定する。距離の値が小さいほど相違度が低いモデル、すなわち似ているモデルとする。本手法では、モデル間の距離の測定にはEuclid距離と弾性マッチングを用いた。2つのモデル X とモデル Y の形状特徴をそれぞれ $\mathbf{X}, \mathbf{Y}$ とすると、Euclid距離 D は式 (8)、式 (9) となる。

$$D(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \left(\sum_{p \in \{a, \beta, \gamma\}} (d(\mathbf{X}_p, \mathbf{Y}_p))^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

$$d(\mathbf{X}_p, \mathbf{Y}_p) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(|\mathbf{X}_{p,i} - \mathbf{Y}_{p,i}|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (9)$$

ただし, $p \in \{a, \beta, \gamma\}$, $q=1, 2, \dots, n$ で, n は包絡線の区間数である。

相違度を計算する場合には、モデルの向きが重要となる。同じようなモデルでも、主軸計算の結果向きが異なる場合

図6 主軸計算の結果, 向きが異なる場合

An example of principal axes parallel but pointing 180 deg. away from each other after pose normalization.

図7 bunny (図左) の頭部を拡大したbunny-bighead (図右)
The bunny and the bunny-bighead models.

(図6)には距離が大きくなり, 相違度が高くなる. そこで, そのままの向きでマッチングを行った場合と, 向きを鏡像にしてマッチングを行った場合を比較し, 距離の小さい方を採用する.

$$d(\mathbf{X}_p, \mathbf{Y}_p) = \min \left[\sum_{i=1}^n \left(\left| \mathbf{X}_{p,i} - \mathbf{Y}_{p,i} \right|^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \sum_{i=1}^n \left(\left| \mathbf{X}_{p,i} - \mathbf{Y}_{p,n-i+1} \right|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \right] \quad (10)$$

また, 式(8)のEuclid距離では, 図7のように部分的にスケールされたモデル間(例えば, 胴体が長くなった馬)では上手くマッチングが行えない恐れがある. そこで, 頭部と頭部, 腹部と腹部といったように, モデル同士を上手く対応付けしてマッチングが行えるように弾性マッチングを用いた. 弾性マッチングは式(11)~式(13)を用いて類似計算を行う.

$$d(\mathbf{X}_p, \mathbf{Y}_p) = \frac{1}{2n} g(\mathbf{X}_{p,n}, \mathbf{Y}_{p,n}) \quad (11)$$

$$g(\mathbf{X}_{p,n}, \mathbf{Y}_{p,n}) = \min \left[\begin{array}{l} g(\mathbf{X}_{p,n}, \mathbf{Y}_{p,n-1}) + \Delta g(\mathbf{X}_{p,n}, \mathbf{Y}_{p,n}) \\ g(\mathbf{X}_{p,n-1}, \mathbf{Y}_{p,n-1}) + 2\Delta g(\mathbf{X}_{p,n}, \mathbf{Y}_{p,n}) \\ g(\mathbf{X}_{p,n-1}, \mathbf{Y}_{p,n}) + \Delta g(\mathbf{X}_{p,n}, \mathbf{Y}_{p,n}) \end{array} \right] \quad (12)$$

$$\Delta g(\mathbf{X}_{p,i}, \mathbf{Y}_{p,j}) = \left(\left| \mathbf{X}_{p,i} - \mathbf{Y}_{p,j} \right|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

ただし, $p \in \{a, \beta, \gamma\}$, n は包絡線の区間数, i, j は包絡線の区間番号である.

3. 実験と評価

検索システムは, C++とGUIツールキットfltk (<http://www.fltk.org>)を用いて実装し, 実験を行った. 実験には, VRML (Virtual Reality Modeling Language)を用いた. モデルの面上には20,000個の点を生成し, 包絡線を計算した. 実験1で, 6つのモデル間での相違度を求め, モデルを分類できるかを調べた. 包絡線の区間数は15, 31, 63, 127, 255, 511, 1,023, 2,047の8種類で実験を行った. 次に, 実験2で類似検索に使用する区間数を決定するための実験を行った. 実験2の結果をもとに検索を行った結果が実験3, 4である. 実験3では, 3つ特徴量(慣性モーメント, 距離の平均, 距離の分散)の重みは均等にし, 実験4では, 3つの特徴量に対して重みをつけて検索を行った.

3.1 実験1

6つのモデル(図8)間での相違度の比較を行った. 図8(a)~図8(d)はbunnyのモデル, 図8(e), 図8(f)はtigerモデルである. 図8(b), 図8(c)は図8(a)のモデルの一部をスケールしたモデルである. 図8(d)は頂点数の異なるbunnyモデルの一部を切り取ったモデルである. 図8(f)は図8(e)のモデルの一部をスケールしたモデルである. 包絡線の区間数を15とした場合での相違計算の結果を表1, 表2に示す. 表は横軸を基準に相違度の低いモデル(bunnyモデルは上位4つ, tigerモデルは上位2つ)を太字で示している.

表1, 表2の結果からEuclid距離, 弾性マッチングともにbunnyモデル同士の距離が小さく, tigerモデル同士の距離が小さい. このことから, 本手法によりbunnyモデルとtigerモデルを区別できたとと言える. しかし, 弾性マッチングを用いた場合に限り, 区間数が多くなるとbunnyモデルとtigerモデルの区別ができない(表3). 区間数が多くなると包絡線にノイズが出てしまう(図9). そのため, 弾性マ

図8 実験1で相違計算に使用したモデル
Models to evaluate distance measures.

表1 Euclid距離による相違計算の結果 (区間数15)
Euclidean distance, number of analysis windows 15.

	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
(a)	0	0.199	0.101	0.146	0.263	0.292
(b)	0.199	0	0.223	0.213	0.303	0.299
(c)	0.101	0.223	0	0.151	0.261	0.275
(d)	0.146	0.213	0.151	0	0.266	0.279
(e)	0.263	0.303	0.261	0.266	0	0.138
(f)	0.292	0.299	0.275	0.279	0.138	0

表2 弾性マッチングによる相違度計算の結果 (区間数15)
Elastic-matching distance, number of analysis window 15.

	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
(a)	0	0.152	0.071	0.124	0.165	0.190
(b)	0.152	0	0.162	0.157	0.216	0.211
(c)	0.071	0.162	0	0.114	0.179	0.195
(d)	0.124	0.157	0.114	0	0.186	0.196
(e)	0.165	0.216	0.179	0.186	0	0.084
(f)	0.190	0.211	0.195	0.196	0.084	0

表3 弾性マッチングによる相違度計算の結果 (区間数1023)
Elastic matching distance, number of analysis windows 1023.

	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
(a)	0	0.041	0.030	0.036	0.047	0.040
(b)	0.041	0	0.042	0.048	0.043	0.043
(c)	0.030	0.042	0	0.038	0.038	0.046
(d)	0.036	0.048	0.038	0	0.031	0.039
(e)	0.047	0.043	0.038	0.031	0	0.032
(f)	0.040	0.043	0.046	0.039	0.032	0

図9 bunnyモデルの各包絡線の値 (α 軸周り, 区間数1023)
Plots of the three parameterized statistics for the bunny model.
(The number of analysis windows is 1023.)

ッチングによるマッチングが上手くとれずに距離が大きくなったと考えられる。

3.2 実験2

図9で示したように、区間数が多くなると包絡線にノイズが現れてくる。そこで、包絡線の区間数についての実験を行った。これにより、検索に最適な区間数を調べる。今

図10 異なる区間数の包絡線による同一モデルの距離
Distance to self computed using various numbers of analysis windows.

回は、モデルの概形、詳細をある程度反映しているであろう区間数を最適なものとする。区間数の少ない包絡線はモデルの概形、区間数の多い包絡線はモデルの詳細を捉えていると考えられる。そこで、他の区間数の包絡線との距離が全体的に小さいものを最適な区間数とする。実験は、同一モデルから区間数の異なる8つの包絡線を求め、区間数の異なる包絡線同士を比較した。10種類のモデルに対して比較を行い、その平均を結果として図10に示す。図10の結果より、区間数63, 127 (実線で示す)の2つの区間数が他の区間数と距離が小さく最適な区間数であると言える

3.3 実験3

図11の4モデルを検索モデルとして類似検索を行った。包絡線の区間数は実験2の結果より、最適である区間数63を適用し、317モデルに対して検索を行った。相違度の高かった上位8つのモデルを検索結果として図12～図15に示す。図12の結果では、Euclid距離と弾性マッチングによる違いはほとんどみられない。図13では、かなり異なる結果となっている。図14は同じような結果に見えるが、弾性マッチングで検索されたモデルの方が、検索モデルの形状特徴(棒状で両端が膨らんでいる)を反映した検索結果となっている。この場合は、弾性マッチングの検索結果の方が良い結果だと言えるかもしれない。しかし、図15では、弾性マッチングの検索結果には円盤型のモデル(図15 (b)の5番のモデル)のように検索モデルとは形状が大きく異なるモデルが検索されている。実験より、検索モデルによっては、弾性マッチングが上手く働く場合と働かない場合があるこ

図11 類似検索で使った検索モデル
Models queried in the experiments.

図12 (a) 検索結果, Euclid距離, 区間数63
Euclidean distance, 63 analysis windows.

図14 (a) 検索結果, Euclid距離, 区間数63
Euclidean distance, 63 analysis windows.

図12 (b) 検索結果, 弾性マッチング, 区間数63
Elastic matching, 63 analysis windows.

図14 (b) 検索結果, 弾性マッチング, 区間数63
Elastic matching, 63 analysis windows.

図13 (a) 検索結果, Euclid距離, 区間数63
Euclidean distance, 63 analysis windows.

図15 (a) 検索結果, Euclid距離, 区間数63
Euclidean distance, 63 analysis windows.

図13 (b) 検索結果, 弾性マッチング, 区間数63
Elastic matching, 63 analysis windows.

図15 (b) 検索結果, 弾性マッチング, 区間数63
Elastic matching, 63 analysis windows.

とがわかった。モデルの似ている、似ていないはユーザによって異なるため、どちらの相違計算手法が優れているとは言えない。検索によってEuclid距離と弾性マッチングを使い分ける必要があると考えられる。

3.4 実験4

各特徴量（慣性モーメント、距離の平均、距離の分散）を加重平均して検索を行った。実験には図16のモデルを使用し、包絡線の区間数は63を使用し、317モデルに対して検索を行った。結果を図17に示す。今回は、各特徴のEuclid距離を加重平均したものを示す。加重平均の割合は他の特徴量の5倍に設定した。

図17の結果から、非一様な重みを与えた場合と、均等に重み付けを行った場合とで検索結果が異なることがわかる。これにより、3つの特徴用はモデルの異なる形状特徴を捉えていることがわかる。

図16 特徴量の加重平均を用いた検索の実験で使った検索モデル
The query models used by the query experiment using weighted feature vectors.

図17 (a) 検索結果, 区間数63, 重み付けなし
63 analysis windows, equal weight.

図17 (b) 検索結果, 区間数63, 慣性モーメントの重み5倍
63 analysis windows, 5 times weight on the moment.

表4 類似検索に要した時間（モデル数317）
Time to compute and rank dissimilarity values for all the 317 models in the database for the queried model.

区間数	検索時間	
	Euclid 距離	弾性マッチング
15	0s	0s
31	1s	1s
63	1s	2s
127	4s	5s
255	8s	10s
511	16s	20s
1023	32s	40s
2047	64s	81s

類似検索にかかった時間は表4のとおりである（マシンスペックは、CPU Pentium III 550MHz、メモリ256MB）。Euclid距離も弾性マッチング距離も区間数に比例して検索時間が増えている。実際の検索システムでは、何万という数のモデルを扱うため、区間数2,047のような区間数の多い包絡線は実用的ではない。

4. むすびと今後の課題

本論文では、3次元モデルの形状類似検索のための形状特徴と、それらの間の相違度比較手法を提案し、それらの評価を行った。本手法では、入力としてポリゴンメッシュ

図17 (c) 検索結果, 区間数63, 距離の平均の重み5倍
63 analysis windows, 5 times weight on the average distance.

図17 (d) 検索結果, 区間数63, 距離の分散の重み5倍
63 analysis windows, 5 times weight on the variance of distance.

を仮定するが、いわゆるポリゴンスープのように複数の非連結領域がある場合も許す。形状特徴量としては、モデルの表面に質量が分布すると仮定し、慣性主軸周りにモデルを回転して得られる3つの量を加重平均して用いた。特徴量とする3つの量とは、① 慣性モーメント、② 慣性主軸からの面への距離、③ 慣性主軸から面への距離の分散、である。これらの量は、慣性主軸方向の座標で1次元にパラメータ化されており、モデルの向きに依存する。したがって、特徴量の計算に先立ち、慣性主軸を用いてモデルの向きを正規化する。こうして得た複数の形状特徴の間の相違度を計算する手法としては、① 特徴ベクトル間のEuclid距離、および、② 形状の慣性主軸方向の伸縮を吸収するための動的計画法を適用した弾性マッチング距離を用いた手法、の2つを用いた。

評価実験より、本手法で提案した形状特徴と相違度比較手法が類似検索システムの構築に有効な手法であることがわかった。提案した3つの特徴量は、それぞれ異なる特徴を捉えており、これらを組合せて用いることは意味がある。また、検索の内容によっては、形状の慣性主軸方向の伸縮変型を吸収するために導入した弾性マッチングがその効果を発揮していることがわかった。

今回の手法では、実験の結果がユーザの求めるものと一致しない場合もあった。これは、数値的に相違度が低くとも、それが必ずしもユーザの主観と一致しないためであると考えられる。今後、我々は、今回提案した特徴量および特徴量間の相違度の計算手法を基に、人の主観を反映した検索を行う手法を検討する予定である。また、今回提案した以外の形状特徴量や特徴量間の相違度の計算手法についても検討を行いたい。

また、3次元モデルの類似検索に定量的な評価法を導入する必要があることが痛感された。このためには、評価のための複数の研究者が、共通して使える研究用3次元形状モデルデータベースの作成、人の主観を考慮した検索結果の評価手法の確立、などが必要である。

〔文 献〕

- 1) E. Paquet and M. Rioux : "Nefertiti : a Query by Content Software for Three-Dimensional Databases Management", Proc. Int'l Conf. on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modeling, pp. 345-352, Ottawa, Canada, 12-15, (May 1997)
- 2) 鈴木 一史, 加藤 俊一, 築根 秀男 : "主観的相違度を反映した3次元多面体の検索", 第3回知能情報メディアシンポジウム, pp.9-16 (Dec. 1997)
- 3) M. T. Suzuki, T. Kato, H. Tsukune : "3D Object Retrieval Based on Subject Measures", Proc. 9th Int'l Conf. and Workshop on Database and Expert Systems Applications (DEXA98), pp.850-856, IEEE-PR08353, Vienna, Austria (Aug. 1998)
- 4) D. Keim : "Efficient Geometry-based Similarity Search of 3D Spatial Databases", Proc. ACM SIGMOD Int. Conf. On Management of Data, pp. 419-430, Philadelphia, PA. (1999)

- 5) M. Elad, A. Tal, S : "Directed Search in A 3D Objects Database Using SVM", HP Laboratories Israel Technical Report, HPL-2000-20 (R.1) (Aug. 2000)
- 6) M. T. Suzuki, T. Kato, N. Otsu : "A Similarity Retrieval of 3D Polygonal Models Using Rotation Invariant Shape Descriptors", IEEE Int. Conf. on Systems, Man, and Cybernetics (SMC2000), Nashville, Tennessee, pp.2946-2952 (2000)
- 7) M. Hilaga, Y. Shinagawa, T. Kohmura, and T. Kunii : "Topology Matching for Fully Automatic Similarity Estimation of 3D Shapes", Proc. SIGGRAPH 2001, pp.203-212, Los Angeles, USA. (2001)
- 8) M. Novotni, R. Kleim : "A Geometric to Approach to 3D Object Comparison", Proc. Int'l Conf. on Shape Modeling and Applications 2001, pp.165-175, Genova, Italy (May 2001)
- 9) R. Osada, T. Funkhouser, B. Chazelle, D. Dobkin : "Matching 3D Models with Shape Distributions", Proc. Int'l Conf. on Shape Modeling and Applications 2001, pp.154-166, Genova, Italy (May 2001)
- 10) D. V. Vranić, D. Saupe, and J. Richter : "Tools for 3D-Object Retrieval : Karhunen-Loeve Transform and Spherical Harmonics", Proc. of the IEEE 2001 Workshop Multimedia Signal Processing, Cannes, France, pp.293-298 (Oct. 2001)
- 11) 衣嶋 昌俊, 小田切 智, 大淵 竜太郎 : "人間の感性に基づく3次元モデルの形状類似検索", 情報処理学会 グラフィクスとCAD研究会, 2002, 16 (2001-CG-106), pp.25-30 (Feb. 2002)
- 12) M. E. Mortensen, Geometric Modeling, Second Edition, John Wiley & Sons, Inc., (1997)
- 13) Takeo Igarashi, Hidehiko Tanaka, Satoshi Matusoka, Teddy : "A Sketching Interface for 3D Freeform Design", Proc. SIGGRAPH '99, pp.409-416 (1999)
- 14) R. C. Veltkamp : "Shape Matching : Similarity Measures and Algorithms, invited talk", Proc. Int'l Cong. on Shape Modeling and Applications 2001 Workshop Multimedia Signal Processing, Cannes, France, pp.293-298 (Oct. 2001)
- 15) William H. Press et al. : "Numerical Recipes in C-The Art of Scientific Computing, Second Edition", Chapter7.7 : Quasi- (that is, Sub-) Random Sequences, Cambridge Universe Press, Cambridge, UK, 1992, pp.309-315 (1992)

小田切 智 2000年、山梨大学工学部電子情報工学科卒業。同年、同大学工学部研究生として在籍。2001年、同大学大学院工学研究科博士前期課程入学。3次元モデルの形状類似検索に関する研究に従事。

衣嶋 昌俊 2002年、山梨大学工学部電子情報工学科卒業。同年、茨城計算センター株式会社入社。現在に至る。

武井 毅 2002年、山梨大学工学部コンピュータ・メディア工学科卒業。同年、同大学大学院工学研究科博士前期課程入学。3次元モデルの形状類似検索に関する研究に従事。

大淵 竜太郎 1981年、上智大学理工学部電気電子工学科卒業。1983年、電子通信大学大学院計算機科学科修士課程修了。同年、日本アイ・ビー・エム(株)入社。1994年、University of North Carolina at Chapel Hill Computer Science Departmentより、Ph. D. 取得。同年、日本アイ・ビー・エム(株)東京基礎研究所勤務。1999年、山梨大学工学部コンピュータ・メディア工学科助教授。3次元グラフィクス、形状モデリング、拡張現実システム等の研究に従事。